

UM APLICATIVO CONTADOR DE MOEDAS UTILIZANDO OPENCV

Denis Ricardo da Silva Medeiros Departamento de Engenharia de Computação
Universidade Federal do Rio Grande do Norte
Natal, Rio Grande do Norte (84) 3342-2231
Email: dnsricardo@gmail.com

Pedro Henrique de Medeiros Leite Departamento de Engenharia Elétrica
Natal, Rio Grande do Norte (84) 3215-3731
Email: pedrohenriquedemedeiros@gmail.com

Resumo—Resumo vai aqui...

Palavras-chave—Processamento digital de imagem, moedas, classificação, contagem, redes neurais artificiais.

1 INTRODUÇÃO

No dia a dia do consumidor, moedas são formas indispensáveis de se fazer pequenas compras, dar ou facilitar o troco em supermercados ou até mesmo para troca em cédulas. Dessa forma, devido ao comércio estar equipado com máquinas para o pagamento ser feito em cartão de crédito, no caso de grandes compras, ou contadores de cédulas em bancos para contagem de papel moeda, a contagem de moedas de forma automatizada para fins comerciais muitas vezes acaba por ser negligenciado pelas pessoas.

Nesse contexto, a automatização desse processo poderia proporcionar economia de tempo e consequentemente de dinheiro para as empresas, já que contar muitas moedas pode ser um trabalho árduo e demorado. Atualmente, já existem algumas tecnologias capazes de realizar tal tarefa, em geral atuando na comparação do peso das moedas. Entretanto, tais equipamentos ainda são bastante caros e inacessíveis para pequenos e microempresários.

Com base nesse cenário, uma possibilidade para realizar o processo de contagem de moedas de uma forma simples e barata que através de imagens capturadas por câmeras digitais, dispositivos amplamente acessíveis e presentes em telefones celulares, computadores, televisores, dentre outros. Contudo, o processamento digital de imagens contendo moedas não é simples e tem sido objeto de estudo de vários pesquisadores.

Em seu trabalho, [1] utilizou como estratégia reconhecer os caracteres numéricos presentes nas moedas indianas como forma de identificá-las. Embora interessante, essa estratégia é falha para as moedas de Real do Brasil, visto que um dos lados dela não possui número. Em outro trabalho, [2] tentou realizar a identificação através de combinação de características (*feature matching*), tanto com as bordas quanto

com o raio das moedas. Porém, pode não ser interessante para as moedas de Real, pois elas possuem tamanhos muito parecidos, variando o raio, em alguns casos, em somente 1 mm, como pode ser visto em [3].

Muitos dos trabalhos publicados nessa área abordam diferentes estratégias a respeito de que características das moedas serão utilizadas em sua identificação. Porém, em geral, a maioria deles utiliza como método de classificação técnicas de inteligência artificial, mais especificamente redes neurais artificiais (RNAs), como podem ser visto em [1], [4], [5] e até em trabalhos mais antigos, como em [6].

Após essa contextualização, este trabalho propõe uma nova estratégia na identificação e classificação de moedas, através de um aplicativo contador moedas de Real presentes em uma imagens obtidas por câmera digital. A ideia é que o usuário do aplicativo tire uma foto de um conjunto de moedas em uma cena padronizada, como com o fundo todo branco, por exemplo, e que ele informe ao usuário quantos reais estão presentes ali. Além do próprio aplicativo contador, também serão desenvolvidos módulos auxiliares para realizar a calibração e validação do sistema principal.

A tecnologia da classificação e identificação das moedas utilizada também será redes neurais artificiais, mas, diferente de outros trabalhos, as características a serem extraídas das moedas brasileiras tentarão tirar proveito do tamanho, das cores e de suas texturas. Por fim, como este projeto é apenas um protótipo, o aplicativo inicial será configurado para contar apenas moedas de R\$ 0,25, R\$ 0,50 e R\$ 1,00.

2 METODOLOGIA UTILIZADA

2.1 Análise das Características das Moedas

A primeira etapa deste trabalho foi analisar os objetos de estudo, isto é, as moedas de Real do Brasil para decidir a melhor estratégia para identificá-las. Notou-se que elas possuem tamanhos diferentes, mas muito próximos, o que torna essa informação isolada muito sensível a erros. Notou-se, também, que elas possuem cores e texturas diferentes, dependendo da combinação de materiais com que elas são

Tabela 1
Detalhes das moedas de Real brasileiro

Valor Facial (R\$)	Diâmetro (mm)	Bordo	Material
0,01	17,00	liso	Aço revestido de cobre
0,05	22,00	liso	Aço revestido de cobre
0,10	20,00	serrilhado	Aço revestido de bronze
0,25	25,00	serrilhado	Aço revestido de bronze
0,50	23,00	legenda	Aço inoxidável
1,00	27,00	serrilhado intermitente	Aço inoxidável (núcleo) e aço revestido de bronze (anel)

feitas. Por exemplo, a diferença de raio da moeda R\$ 0,05 para a de R\$ 0,10 é de apenas 1 mm, conforme pode ser visto na Tabela 1, com dados do Banco Central do Brasil [3].

A partir dessas informações, decidiu-se que seriam utilizadas informações sobre o tamanho da imagem, para tirar proveito da diferença do diâmetro, e do material de construção, que influencia tanto na cor e na textura das moedas presentes nas imagens. Nesse caso, elas seriam utilizadas como o critério de identificação das moedas classificação, ou seja, como entradas para a rede neural artificial.

Em se tratando de imagens digitais, as características acima seriam os descritores das imagens. Como as cores são importantes, as imagens não podem ser trabalhadas em escala de cinza, pois perderia-se muita informação. Portanto, para uma imagem contendo uma única moeda posicionada ao centro, resultado de um processo de busca em uma imagem com várias moedas, conforme será melhor explicado adiante, com fundo branco e com seu raio tocando a borda da imagem, os seguintes elementos foram escolhidos para representá-las:

- Cores da moeda: histograma da matiz da imagem.
- Diâmetro da moeda: largura e altura da imagem.
- Material da moeda: 7 momentos invariantes da imagem.

Com isso definido, a etapa seguinte foi pensar sobre como realizar a aquisição das imagens contendo as moedas. Como uma das motivações deste projeto é a alta difusão de câmeras digitais em telefones celulares, então seria razoável que as imagens para este experimento fossem obtidas em um desses equipamentos, para manter uma compatibilidade de resolução e qualidade das fotos entre os experimentos em laboratório com o mundo real.

Estabelecido o tipo de câmera, foi decidido também que as moedas a serem fotografadas deveriam estar sob algum fundo branco, como uma folha de papel A4, por exemplo, além de não ficarem sobrepostas, nem nas bordas limite da imagem. Isso porque ficaria muito difícil encontrá-las durante a etapa da localização individual das moedas em uma imagem maior, que baseia-se na busca por círculos, e também na própria classificação delas, já que perderiam-se detalhes sobre toda sua cor, textura e tamanho.

Por fim, também fixou-se uma distância padrão entre a câmera do celular e o local onde estavam as imagens em 30 cm. Essa escolha é importante para garantir uma maior consistência na largura e altura das imagens das moedas individuais durante a classificação, pois, caso a distância de captura fosse variável, uma moeda maior poderia ser confundida com uma menor, por exemplo.

Na figura 1, segue um exemplo de uma imagem atendendo aos três limites impostos acima.

Figura 1. Exemplo de imagem quem atendem às limitações impostas pelo projeto



Na imagem acima, também nota-se outra restrição imposta por este projeto. Nela, há apenas moedas de R\$ 0,25, R\$ 0,50 e R\$ 1,00. Isso foi necessário porque na fase de testes do aplicativo, detectou-se alguns falsos positivos entre as moedas de R\$ 0,05 e R\$ 0,25, já que ambas possuem tamanho e cor semelhantes. Essas falhas ocorrem, principalmente, devido às imagens obtidas através da câmera do celular serem de baixa qualidade e não conseguirem capturar pequenos detalhes cruciais na diferenciação das moedas.

2.2 Classificação com Redes Neurais Artificiais

Com os descritores das imagens das moedas escolhidos, foi possível, então planejar a rede neural artificial responsável por realizar a identificação e classificação dos três tipos de moedas: R\$ 0,25, R\$ 0,50 e R\$ 1,00. De antemão, já foi escolhido que a RNA possuiria três saídas com variação de -1 a 1, uma para cada tipo de moeda, de modo que a saída de maior valor indicasse qual a moeda identificada. Por exemplo, se a primeira saída representasse a moeda de R\$ 0,25 e durante a classificação ela fosse 0.7 e as outras duas -0.5 e -0.4, então o sistema classificaria aquela moeda presente na imagem como uma moeda de R\$ 0,25.

Como entrada da rede neural, os descritores foram abstraídos da seguinte forma:

- Histograma da matiz da imagem: histograma com 32 níveis da matiz da imagem.

- Lagura e altura da imagem: número de colunas e linhas da matriz da imagem.
- 7 momentos invariantes da imagem: momentos invariantes da imagem convertida para escala de cinza.

Com esses parâmetros, é possível montar um vetor de entrada para a RNA de 41 elementos, sendo os 32 primeiros os níveis do histograma, os 2 próximos a altura e largura, respectivamente, e, por último, os 7 momentos invariantes da imagem contendo a moeda.

Os demais ajustes da rede neural dizendo respeito à sua estrutura interna e ao treinamento supervisionado. Todos os que virão abaixo foram definidos empiricamente após alguns experimentos, tentando buscar sempre uma boa precisão dos resultados quanto um bom desempenho durante o treinamento, já que esta etapa faz parte da calibração do sistema.

- Método de treinamento: *Backpropagation*
- Número de camadas escondidas: 2, cada uma com 32 neurônios.
- Função de ativação: sigmoide simétrica, que varia de -1 a 1.
- Número máximo de iterações: 10000
- Erro mínimo de parada: 10^{-8} .
- Taxa de aprendizado: 0.1
- Momentum: 0.1

2.3 Tecnologias Envolvidas

O aplicativo proposto nesse projeto foi desenvolvido completamente com tecnologias livres e gratuitas, assim como também será o resultado final aqui produzido. Ele foi desenvolvido em linguagem de programação C++, com compilador GNU C++ 5.4.0, e com o apoio da biblioteca Open Source Computer Vision Library (OpenCV), versão 2.4.9.

Como plataforma de desenvolvimento, de testes e execução do software final, foi utilizado o Ubuntu 16.04 LTS, em sua versão de 60 bits.

3 RESULTADOS

Resultados

4 CONCLUSÃO

Conclusão...

REFERÊNCIAS

- [1] R. Bremananth, B. Balaji, M. Sankari, and A. Chitra, "A new approach to coin recognition using neural pattern analysis," in *INDICON, 2005 Annual IEEE*, pp. 366–370, IEEE, 2005.
- [2] B. Chetan and P. Vijaya, "A robust method of image based coin recognition," in *Proceedings of International Conference on Advances in Computing*, pp. 911–918, Springer, 2013.
- [3] "Banco central do brasil." <https://www.bcb.gov.br/htms/mecir/mcomum/mecomum.asp>/<https://www.bcb.gov.br/htms/mecir/mcomum/mecomum.asp>. Accessed: 2017-06-29.
- [4] S. Kaur and M. Kaur, "Coin recognition system with rotation invariant using artificial neural network," 2015.
- [5] S. Modi, D. Bawa, *et al.*, "Automated coin recognition system using ann," *arXiv preprint arXiv:1312.6615*, 2013.
- [6] M. Fukumi, S. Omatu, F. Takeda, and T. Kosaka, "Rotation-invariant neural pattern recognition system with application to coin recognition," *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 3, no. 2, pp. 272–279, 1992.